

ДИПЛОИДНЫЙ ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ СО СМЕРТНОСТЬЮ

Введение

Генетический алгоритм (ГА) Холланда уверенно можно назвать самым распространенным и универсальным методом оптимизации, моделирующим процесс естественной эволюции. Непростая полувековая история развития и распространения ГА непосредственно связана с усовершенствованием вычислительной техники и расширением сфер практического применения алгоритма [1]. В 1990-х гг. начался важный этап этой истории, связанный с использованием ГА для структурного и параметрического синтеза искусственных нейронных сетей (ИНС) [2–4]. Объединение двух этих технологий сформировало новую вычислительную парадигму [5] для решения широкого круга прикладных задач моделирования и управления, а также совместно с нечеткой логикой и вероятностными методами стало неотъемлемой составляющей обобщенного понятия «мягких вычислений» (soft computing) [6]. Развитию методов эволюционного синтеза многослойных перцептронов (МСП) и сетей с радиальными базисными функциями (РБФ) содействовали и ученые Украины, в том числе представители харьковских научных школ [7–12].

Новая сфера применения ГА предъявила новые требования к его эффективности. Обучение ИНС вообще и прямонаправленных слойных сетей, в частности, относится к специфическому классу задач оптимизации, характеризующемуся высокой размерностью и крайне высокой степенью полимодальности. Кроме того, наличие участков насыщения в активационных функциях нейронов, а также эквивалентность различных комбинаций нейронов в слоях ИНС определяют наличие в рельефе целевой функции (ЦФ) множества обширных плато. Это приводит к увеличению числа итераций ГА и вычислений ЦФ, необходимых для решения оптимизационной задачи, а значит, увеличению риска неполучения за ограниченное время точно настроенной ИНС.

Учитывая постоянный рост быстродействия компьютеров, эту проблему можно было бы считать некритической. Однако многолетний опыт применения ГА для синтеза нейросетевых моделей и систем управления динамическими объектами и процессами [13, 14] показывает, что увеличение быстродействия нового поколения ЭВМ прежде всего используется для расширения класса решаемых задач, приближения их к реальным условиям, и значит, усложнения, а метод оптимизации остается ограниченным в вычислительных и временных ресурсах. Поэтому поиск новых путей повышения эффективности ГА за счет усовершенствования и адаптации его к особенностям решаемых оптимизационных задач актуален и сегодня.

К такому типу прикладных задач, выявляющих недостаточную эффективность классического ГА в условиях ограниченного времени поиска, относится синтез нейросетевых моделей [15] и регуляторов температуры теплоносителя [16] для АСУ теплоснабжением от крупной загородной ТЭЦ. Цель данного исследования — усовершенствование ГА в части механизма элиминации особей для обеспечения успешного и быстрого решения этих задач.

Генетический алгоритм

ГА как метод глобальной оптимизации решает задачу

$$F(\mathbf{x}) \rightarrow \text{extr}; \mathbf{x} \in \mathbf{D}, \quad (1)$$

где \mathbf{x} — вектор переменных задачи оптимизации, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}_n$; $F(\cdot)$ — ЦФ задачи оптимизации, $F: n \rightarrow 1$; \mathbf{D} — область допустимых значений \mathbf{x} .

В обобщенном виде ГА можно представить итерационной зависимостью вида

$$\begin{aligned} \Pi(t+1) &= GA\{\Pi(t), \mathbf{p}_{GA}\}, \\ \Pi &= \{\iota_i\}_{i=1, \overline{N}}; \quad \iota = \langle \Gamma, \Phi \rangle, \end{aligned} \quad (2)$$

где $\Pi(t)$ — популяция особей в t -й эпохе эволюции; t — номер эпохи (итерации) ГА, $GA\{\cdot\}$ — набор правил преобразования генотипа популяции в каждой эпохе (репродуктивный план ГА); \mathbf{p}_{GA} — вектор настроечных параметров ГА (коэффициент селекции, частота мутации, кроссовера, инверсии и т.д.); N — количество особей в популяции (размер популяции); ι — особь; Γ — генотип особи (хромосома); Φ — приспособленность особи (например, для задач минимизации $\Phi = -F(\mathbf{x})$). Репродуктивные планы разных версий ГА описаны во многих работах, в частности, в [5].

В определенных условиях принятые при создании ГА упрощения природного процесса эволюции могут быть источником снижения его эффективности. Для используемой нами диплоидной версии ГА (ДГА) [7] с постоянным размером популяции и элитарной стратегией элиминации таким источником может быть концепция «бессмертности» особей. В соответствии с этой концепцией единственный путь удаления особи из популяции — ее вытеснение в конец ранжира более приспособленными потомками, поэтому любая особь родительской группы теоретически может находиться в популяции неограниченное число эпох, т.е. быть бессмертной. Негативное влияние бессмертности особей проявляется в ряде сценариев развития эволюции, достаточно часто возникающих при решении сложных задач в том числе при синтезе ИНС, причем частота их возникновения и негативные последствия выше для популяций меньшего размера.

Первый, наиболее общий сценарий, — это появление в популяции «суперособи», значительно превосходящей по приспособленности остальных родительских особей, но удаленной от них в пространстве поиска. Иллюстрирующий его условный пример развития эволюции популяции при бессмертности особей представлен на рис. 1.

Появившаяся в начале сценария особь ι' расположена в точке локального экстремума \mathbf{x}' (обозначена кружком). Все остальные особи сконцентрированы вблизи другой точки локального экстремума \mathbf{x}'' (обозначена крестом), удаленной от \mathbf{x}' в поисковом пространстве. Точка \mathbf{x}' соответствует субоптимальному локальному экстремуму, а \mathbf{x}'' — лучшему или, в частном случае, глобальному экстремуму. Однако ι' расположена точно в \mathbf{x}' , а остальные особи недостаточно близки к \mathbf{x}'' , поэтому ι' значительно превосходит их по приспособленности $\Phi(\iota') \gg \Phi(\iota_i) \quad \forall i \in [1, N], \iota_i \neq \iota'$. Поэтому обозначим ι' как «суперособь» популяции. Далее популяция эволюционирует, постепенно улучшая свою среднюю приспособленность, но длительное время не может произвести потомков, сравнимых по приспособленности с «суперособью». И лишь после достаточно большого количества эпох популяция сжимается вокруг точки \mathbf{x}'' и вытесняет из себя ι' (см. рис. 1).

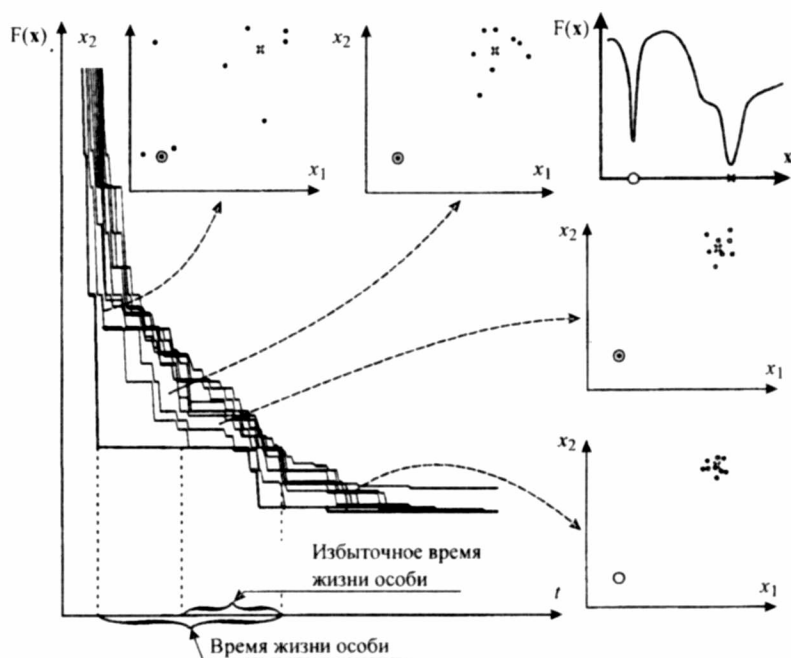


Рис. 1

Анализ этого сценария показывает, что вклад «суперособи» в эволюцию популяции не больше, чем роль источника генетического разнообразия. Если потомки, полученные с участием i' , расположатся вблизи x' , то они не будут более перспективными, чем сама i' , а если расположатся в окрестности x'' , то будут содержать минимальное количество генов i' . Получение же потомков в других областях поискового пространства возможно и без участия i' за счет мутации или рецессивных генов, т.е. гены «суперособи», обеспечившие ей высокую приспособленность, не будут унаследованы потомками, так как обладают низкой бенефициарностью (выгодностью) для популяции.

На рис. 1 период от появления «суперособи» i' до ее вытеснения из популяции обозначен как «время жизни». Пока остальные особи популяции остаются менее приспособленными $\Phi(i') > \Phi(i_i) \quad \forall i \in [1, N], i_i \neq i'$, и невозможно определить, являются ли гены i' бенефициарными, целесообразность сохранения или удаления i' из популяции неочевидна. Однако после того как i' перестает быть лучшей особью $\Phi(i') < \Phi(i_1)$, целесообразность ее принудительного удаления с каждой следующей эпохой становится все более очевидной, так как оно лишь ускорит естественный процесс вытеснения из популяции. Этот период обозначен на рис. 1 как «избыточное время жизни».

Обобщая этот пример, можно заключить, что независимо от места в ранжире чрезмерно длительное нахождение в популяции особей, не дающих конкурентоспособных потомков, бесперспективно для эволюции и снижает ее скорость. Получение от них потомства в избыточное время их жизни зря потребляет вычислительный ресурс, а сами они, занимая место в родительской группе, ограничивают вхождение в популяцию менее приспособленных, но более перспективных потомков. Чем меньше избыточное время жизни особи, тем выше скорость поиска решения.

Другими сценариями, выявляющими негативное влияние бессмертности, являются попадание популяции на одно обширное плато в рельефе ЦФ и разделение популяции между несколькими областями локальных экстремумов с близкими

значениями ЦФ. Сценарий попадания популяции на плато характерен для применения комбинированной методики синтеза РБФ-сетей, использующей матричный метод расчета выходных параметров РБФ-сети [11]. Эта методика упрощает поиск оптимальных параметров скрытого слоя РБФ-сети и сглаживает ЦФ ГА, однако при этом на ландшафте ЦФ в областях локальных экстремумов образуются обширные плато. Сценарий разделения популяции между несколькими областями более характерен для синтеза МСП. Причиной его возникновения является наличие множества эквивалентных вариантов перестановок нейронов в скрытом слое, и значит, координат в векторе переменных задачи оптимизации.

В обоих сценариях развития эволюции применение операторов комбинативной изменчивости (кроссовера) с большой вероятностью дает потомков, обладающих приспособленностью, одинаковой с особями родительской группы. Популяция резко снижает скорость своей эволюции, переходя от сжатия и направленного движения в поисковом пространстве к хаотическому перемещению особей по плато или «перескакиванию» с одной области локальных экстремумов на другую. Внешне это проявляется как «несжимаемость» популяции в пространствах поиска и значений ЦФ на протяжении большого числа эпох. Движущей силой эволюции становятся операторы мутационной изменчивости, т.е. случайный поиск, что негативно сказывается на скорости поиска решения. В такой ситуации удаление особей, слишком долго находящихся в популяции, позволяет освободить место для потомков хоть и мене приспособленных, но расположенных в других областях поискового пространства, тем самым разнообразить популяцию и повысить эффективность комбинативной составляющей поиска.

Таким образом, во всех рассмотренных выше сценариях развития эволюции принудительное удаление из популяции особей с низкобенефициарными генами не ухудшит поисковые способности ГА и должно положительно сказаться на скорости поиска. Наиболее перспективным способом выявления и удаления таких особей является введение в репродуктивный план ГА механизма естественной смертности, ограничивающего продолжительность жизни особей в популяции и регулирующего ее разнообразие.

Первые исследования способов введения смертности в ГА были представлены в работах З. Михалевича в середине 1990-х годов. Он предложил вариант ГА с переменным размером популяции GAVaPS (GA with variable population size) [17], в котором управление размером популяции осуществляется с помощью ограничения продолжительности жизни особей. Особенностью GAVaPS и его многочисленных вариаций [18] является привязка максимальной продолжительность жизни особи к ее относительной приспособленности в популяции, а также замена процедуры отбора на элиминацию старых особей.

Другим подходом стал Adam-Eve GA, разработанный в [19] для приближения GAVaPS к природным механизмам смертности. Продолжительность жизни особи в Adam-Eve GA регулируется оператором смерти, который применяется случайно с вероятностью 0,9 ко всем особям, чей возраст превысил установленный порог. Однако правила выбора этого порога четко не определены.

Эти варианты ГА со смертностью особей смогли показать принципиальную работоспособность и эффективность предложенного подхода, однако всем им свойственны общие серьезные недостатки. Используемые в них правила определения продолжительности жизни или вероятности смерти особи не имеют ни биологического прототипа, ни математического обоснования, а настройки их параметров не являются универсальными для разных задач.

В данной работе, не претендуя на полное копирование природных механизмов смертности, предлагается новый подход к ограничению продолжительности жизни особи в ГА, базирующийся на математических моделях популяционной генетики и результатах демографических исследований человеческой популяции.

В рамках этого подхода смертность особи рассматривается как случайное явление, вероятность которого зависит от возраста особи, а средняя продолжительность жизни особей выбирается такой, чтобы обеспечить их бенефициарным генам возможность закрепиться в популяции.

Средняя продолжительность жизни особи

Для определения средней продолжительности жизни особи в ГА воспользуемся понятием математической теории популяционной генетики «цена замещения» (substitution cost).

Этот термин ввел один из основателей популяционной генетики Дж. Холдейн [20]. Упрощенно цена замещения C_s — это нормализованное к размеру популяции число смертей, необходимых для возникновения «замещения», т.е. замены в геноме популяции одного гена новым бенефициарным, улучшающим приспособленность особи. Холдейн оценил, что для популяции диплоидных организмов постоянного размера цена замещения C_s лежит в пределах от 10 до 100 и в среднем равна 30, т.е. замещение одного гена требует количество смертей особей, равное тридцатикратному размеру популяции.

Холдейн указывал, что его оценка цены замещения получена при значительных допущениях и в дальнейшем может быть существенно уточнена. Тем не менее позже она стала основанием для спекуляций креационистов и формулирования так называемой «дилеммы Холдейна», которая используется ими для обоснования невозможности эволюции человека от общего прародителя до *homo sapiens* за несколько миллионов лет. Основой этих спекуляций является предположение, что цена замещения для n_m одновременных мутаций равна $30n_m$. Однако на сегодняшний день проведено множество исследований, уточняющих цену замещения с учетом различных особенностей эволюции популяций живых организмов и новых знаний о геноме человека [21]. В большинстве они показывают, что цена замещения для одновременных мутаций зависит от множества характеристик популяции и растет намного медленнее n_m или не зависит от n_m вообще.

Таким образом, оценка Холдейна цены замещения требует существенной коррекции для исследования процессов эволюции в природе. Однако она остается справедливой для моделирования эволюции искусственной популяции, отвечающей принятым Холдейном допущениям. Среди них диплоидное представление особей, стационарность внешней среды, независимость генов в различных локусах, фиксированный размер популяции и коэффициент селекции (давления отбора) k_s равный 10 %. Всем им полностью удовлетворяет ДГА [7]. Поэтому, принимая в качестве правила независимость цены замещения от числа одновременных мутаций, можно использовать оценку $C_s = 30$ для определения средней продолжительности жизни диплоидной особи \tilde{L} в ДГА.

Положив, что в каждом поколении эволюции все потомки получают с участием особи — носителя бенефициарных генов, можно получить нижнюю оценку величины средней продолжительности жизни \tilde{L} :

$$k_s N \tilde{L} = C_s N; \quad (3)$$

$$\tilde{L} = C_s / k_s. \quad (4)$$

Верхняя оценка строится с учетом того, что средняя частота p участия родительской особи — носителя бенефициарных генов в производстве каждого потомка меньше единицы:

$$p k_s N \tilde{L} = C_s N. \quad (5)$$

В случае ДГА с простым равномерным случайным отбором родителей средняя частота участия составляет

$$P = \frac{2}{(1 - k_s)N}, \quad (6)$$

отсюда

$$\tilde{L} = \frac{C_s(1 - k_s)N}{2k_s}. \quad (7)$$

Подставляя значения параметров C_s и k_s в (4) и (7), получим, что продолжительность жизни особи, обеспечивающая возможность успешного закрепления бенефициарных генов в популяции, удовлетворяет неравенству

$$300 \leq \tilde{L} \leq 135N. \quad (8)$$

Учитывая, что в общем случае разные особи родительской группы могут иметь разные шансы дать потомство в каждой эпохе, для различных стратегий отбора можно сформулировать единое эмпирическое правило определения средней продолжительности жизни особей:

$$\tilde{L} = 100N. \quad (9)$$

Такой средней продолжительности жизни должно быть достаточно, чтобы особь успела закрепить свои бенефициарные гены в популяции. Если за это время особь не была естественным путем вытеснена ее более приспособленными потомками, можно считать, что ее гены оказались полезными только в локальном смысле и бесперспективны для дальнейшей эволюции всей популяции. Такую особь следует удалить даже ценой снижения средней приспособленности популяции или потери лучшей особи, чтобы дать эволюции возможность, не дожидаясь удачной мутации, «вернуться назад» и пойти другим путем, полностью используя механизмы рекомбинации.

Вероятность смерти особи

В ДГА, как в природе, смерть особи должна быть вероятностным, а не детерминированным событием. Для определения закона, по которому будет выбираться момент смерти каждой конкретной особи, воспользуемся методами демографии и актуарной науки. Базовым показателем в них является динамика смертности, характеризующаяся распределением вероятности смерти особей популяции в разном возрасте. И как показывают результаты относительно недавних исследований, несмотря на все различия процессов старения у разных живых существ, динамика смертности у них поразительно сходна [22].

На рис. 2, а приведена характерная для людей, мышей и дрозофил кривая выживания, т.е. зависимость доли r живых особей популяции от их относительно-го возраста l^* , равного отношению возраста особи l к величине средней продолжительности жизни \tilde{L} для данного вида $l^* = l/\tilde{L}$. Кривая выживания имеет ненулевой эксцесс и отличную от 1 асимметрию, поэтому распределение вероятности смерти особей не является гауссовым. Это наглядно подтверждает, что естественная смерть происходит не вследствие множества независимых случайных процессов (например, простого накопления случайных повреждений), а является результатом работы эволюционно закрепленного общего механизма, который и следует воспроизвести в ДГА.

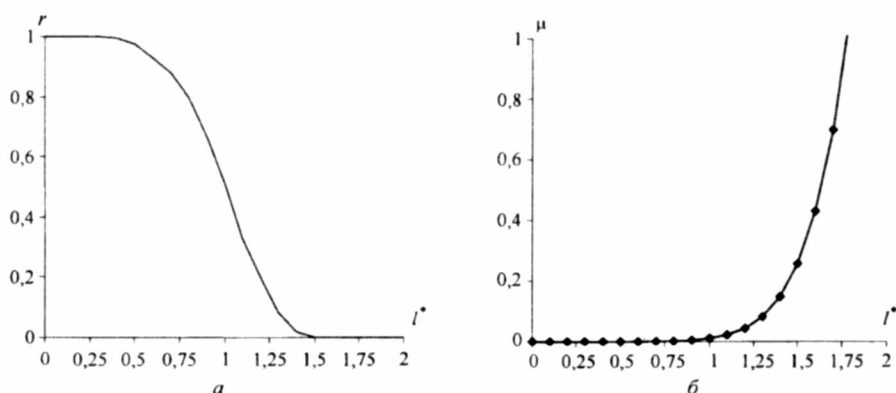


Рис. 2

Возраст особи L в момент смерти, т.е. продолжительность ее жизни, — случайная величина непрерывного типа с функцией распределения $F_L(l) = P(L \leq l)$. Тогда функция $s(l) = 1 - F_L(l)$ — вероятность того, что особь доживет до возраста l . Она называется функцией дожития и традиционно используется в демографии и актуарной науке:

$$s(l) = P(L > l), \quad l \geq 0, \quad s(0) = 1, \quad s(\infty) = 0. \quad (10)$$

На базе функции дожития строится оценка интенсивности смертности $\mu(l) = -s'(l)/s(l)$, являющаяся аналогом понятия «интенсивность отказов» в теории надежности. Функция $\mu(l)$ дает значение условной плотности распределения непрерывной случайной величины L (возраст в момент смерти) при условии дожития особи до возраста l . По сути, $\mu(l)$ определяет вероятность смерти особи в возрасте l — характеристику, необходимую для реализации механизма смертности в ГА:

$$\mu(l) = P(l < L \leq l + \Delta l \mid L > l), \quad 0 \leq \mu \leq 1. \quad (11)$$

На рис. 2, б приведена кривая интенсивности смертности, построенная как усреднение статистических данных о смертности в разных группах населения ведущих стран мира за последние 100–150 лет [22]. Исходя из принципа универсальности законов смертности, связанной со старением, эту кривую можно использовать для определения вероятности смерти особи в ГА.

В демографии и актуарной науке для описания $\mu(l)$ традиционно применяется формула Гомперца: $\mu(l) = R \cdot e^{al}$ [23], а в технике для описания аналогичной функции интенсивности отказов используется закон распределения Вейбулла: $\mu(l) = bl^c$. Различия в преимуществах и недостатках этих формул существенны лишь при детальном изучении демографических данных, и ими можно пренебречь при моделировании смертности в ГА. С точки зрения простоты программной реализации предпочтительной является формула Вейбулла, так как она не содержит трансцендентных функций. Воспользовавшись ею для аппроксимации статистических данных из [22], можно получить следующую аналитическую зависимость:

$$\mu(l) = 0,01(l/\tilde{L})^8. \quad (12)$$

Репродуктивный план ДГА со смертностью

Для реализации предлагаемого механизма смертности в репродуктивном плане ДГА нужно учитывать возраст особей и модифицировать процедуру элиминации.

В начале работы ГА в зависимости от размера популяции по (9) определяется средняя продолжительность жизни особей.

На каждом шаге эволюции после ранжирования популяции с помощью (12) вычисляется вероятность смерти каждой особи в зависимости от ее возраста и случайным образом определяются умершие особи. Возраст особи принимается равным количеству эпох, в течение которых она находится в популяции.

Затем из популяции элиминируются все умершие и наименее приспособленные особи. Их общее количество N_o определяется по следующему правилу:

$$N_o = \begin{cases} k_s N, & \text{если } N_d \leq k_s N; \\ N_d, & \text{если } N_d > k_s N, \end{cases} \quad (13)$$

где N_d — количество особей, умерших в данной эпохе.

Количество наименее приспособленных особей N_w , элиминируемых из популяции, равно $N_w = N_o - N_d$. При выборе средней продолжительности жизни особей по (9) в большинстве случаев N_d не больше единицы или двух. Ситуация, когда $N_w = 0$, т.е. количество умерших особей равно или превышает уровень, определяемый коэффициентом селекции, нетипична и может свидетельствовать о несоответствии настроек ГА сложности решаемой задачи.

Далее, в соответствии с репродуктивным планом производятся N_o потомков так, чтобы общий размер популяции оставался неизменным. Объединение такой схемы реализации механизма смертности с репродуктивным планом ДГА дает его новый вариант — диплоидный генетический алгоритм со смертностью (ДГАС), который представим в виде следующего итогового алгоритма.

0. Инициализировать популяцию $\Pi = \{i_i\}_{i=1, \overline{N}}$.

0.1. Генерировать хромосомный набор особи i_i одним из двух способов:

а) случайным образом генерировать бинарный код и назначить доминантность/рецессивность генов двух хромосом особи $\langle \Gamma^A, \Gamma^B \rangle_{i_i}$;

б) бинарный код одной хромосомы $\langle \Gamma^A \rangle_{i_i}$ получить по координатам известного решения, доминантность/рецессивность генов назначить случайным образом; хромосомный набор особи $\langle \Gamma^A, \Gamma^B \rangle_{i_i}$ получить удвоением хромосомы: $\Gamma^B \equiv \Gamma^A$.

0.2. Рассчитать приспособленность особи Φ_{i_i} .

0.3. Вычислить среднюю продолжительность жизни особей \tilde{L} .

Шаг 1. Упорядочить популяцию по приспособленности особей: $\Phi_i \geq \Phi_{i+1}$.

Шаг 2. Элиминировать из популяции N_o особей.

2.1. Вероятностным образом определить умерших особей и их количество N_d .

2.2. Удалить из популяции N_d умерших и N_w худших особей.

Шаг 3. Отобрать из родительской группы N_o пар родителей $(i_A, i_B)_j$, $j = \overline{1, N_o}$, $i_A, i_B \in \{i_i\}_{i=1, \overline{N-N_o}}$.

Шаг 4. Произвести N_o потомков i_j , $j = \overline{1, N_o}$, отобранных пар родителей.

4.1. Получить хромосомный набор потомка $i_j : \langle \Gamma^A, \Gamma^B \rangle_{j_i}$.

4.1.1. Получить гамету от родителя А: $\langle \Gamma^A \rangle_{j_i}$.

4.1.1.1. Провести рекомбинацию сегментов хромосом родителя А: $\langle \Gamma^A, \Gamma^B \rangle_A \rightarrow \langle \Gamma^{rc,1}, \Gamma^{rc,2} \rangle$.

- 4.1.1.2. Провести кроссоверы сегментов гамет: $\langle \Gamma^{rc,1}, \Gamma^{rc,2} \rangle \rightarrow \langle \Gamma^{cr,1}, \Gamma^{cr,2} \rangle$.
- 4.1.1.3. Из двух претендентов отобрать одну гамету: $\langle \Gamma^{cr,1}, \Gamma^{cr,2} \rangle \rightarrow \Gamma^{cr}$.
- 4.1.1.4. Провести транслокацию генов: $\Gamma^{cr} \rightarrow \Gamma^{trl}$.
- 4.1.1.5. Провести инверсию генов: $\Gamma^{trl} \rightarrow \Gamma^{inv}$.
- 4.1.1.6. Провести мутацию генов: $\Gamma^{inv} \rightarrow \Gamma^{mut}$.
- 4.1.1.7. Передать гамету потомку: $\Gamma^{mut} \rightarrow \langle \Gamma^A \rangle_j$.
- 4.1.2. Получить гамету от родителя В: $\langle \Gamma^B \rangle_j$.
- 4.2. Оценить приспособленность потомка $\iota_j : \Phi_j$.
- 4.3. Добавить потомка $\iota_j = \langle \Gamma^A, \Gamma^B, \Phi \rangle_j$ в популяцию на место элиминированной особи.

Шаг 5. Если условия окончания поиска не выполнены, перейти к шагу 1.

Сравнение эффективности ДГА и ДГАС

Для оценки эффективности предложенного механизма смертности воспользуемся двумя тестовыми задачами.

Первая задача — нахождение минимума десятимерной тестовой функции Швевеля:

$$F(\mathbf{x}) = -\sum_{i=1}^{10} x_i \sin(\sqrt{|x_i|}), \quad -500 \leq x_i \leq 500. \quad (14)$$

Переменные $x_i, i = \overline{1, 10}$, кодируются 14 битами каждая. Соответственно точность нахождения координат минимума $|\Delta x| \leq 0,062$. Длина хромосомы 140 бит. Задача считается решенной при получении значений ЦФ $F(\mathbf{x}) \leq -4189,8$, что соответствует попаданию в область глобального минимума $x_i = 420,9687 \pm 0,3$.

Вторая задача — синтез РБФ-сети, аппроксимирующей функцию одной переменной:

$$y = 10x \sin(50x) + x^2 + 3; \quad 0 \leq x \leq 1. \quad (15)$$

Форма функции (15) соответствует особенностям задач моделирования точных графиков бытового потребления энергии жилыми массивами. Для аппроксимации используется РБФ-сеть с 30 нейронами скрытого слоя. Целевой функцией задачи синтеза является среднеквадратичная ошибка (СКО) аппроксимации на наборе из 101 шаблона, полученного по значениям x , равномерно распределенным на интервале $[0, 1]$. Синтез сети осуществляется с помощью комбинированной методики [11], использующей ГА для настройки центров и ширины окон базисных функций и матричный метод для расчета выходных весов сети. Для ГА число параметров задачи оптимизации составляет 60, каждый параметр кодируется 10 битами, общая длина хромосомы 600 бит. Успешным решением задачи считается достижение заданного уровня СКО $F \leq 0,002$ при неограниченном времени поиска или достижение в серии прогонов (20–30 шт.) с ограниченным временем поиска заданных статистических показателей СКО: минимальная $F_{\min} \leq 0,001$, средняя $F_{\text{avg}} \leq 0,0025$ и максимальная $F_{\max} \leq 0,005$.

На рис. 3 представлены минимальное N_c^{\min} , максимальное N_c^{\max} и среднее N_c^{avg} количество вычислений целевой функции, требуемое для решения тестовой задачи (a — минимизация функции Швевеля, b — синтез РБФ-сети) с помощью ДГА и ДГАС.

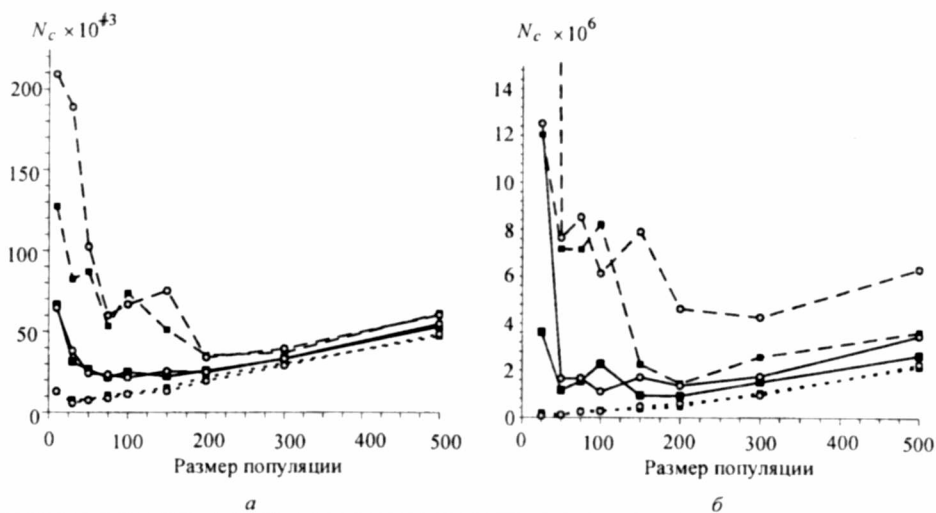


Рис. 3

Примечание 1: $- \circ - - N_c^{\min}$ для ДГА; $- \square - - N_c^{\min}$ для ДГАС; $- \bullet - - N_c^{\min}$ для ДГАС; $- \circ - - N_c^{\text{avg}}$ для ДГА; $- \square - - N_c^{\text{avg}}$ для ДГАС; $- \bullet - - N_c^{\text{avg}}$ для ДГАС; $- \circ - - N_c^{\max}$ для ДГА; $- \square - - N_c^{\max}$ для ДГАС; $- \bullet - - N_c^{\max}$ для ДГАС.

Как видно, кривые N_c^{\min} и N_c^{avg} для ДГА и ДГАС достаточно близки, а наибольшие различия наблюдаются между кривыми N_c^{\max} . Так, при использовании малых популяций размером до 50 особей ДГАС демонстрирует намного меньшие значения N_c^{\max} по сравнению с ДГА. В случае относительно простой задачи минимизации функции Швепеля с увеличением размера популяции свыше 200 особей эффективность ДГА и ДГАС сравнивается и по этому показателю. А в случае более сложной задачи синтеза РБФ-сети преимущество ДГАС по величине N_c^{\max} сохраняется и при больших размерах популяции, причем с ростом размера популяции кривая N_c^{\max} для ДГАС растет так же, как N_c^{avg} для ДГА.

Эти результаты подтверждают, что использование механизма смертности повышает эффективность ДГАС при неблагоприятных условиях эволюционного моделирования, когда эффективность обычного ДГА с «бессмертными» особями падает. А в благоприятных условиях, при удачном быстром ходе эволюции, когда максимальное время нахождения особи в популяции гораздо меньше рекомендованной средней продолжительности жизни, механизм смертности фактически не срабатывает, и ДГАС превращается в обычный ДГА. Таким образом, обладая в среднем одинаковой с ДГА эффективностью поиска, ДГАС отличается значительно меньшим риском ненахождения решения за ограниченное число вычислений целевой функции, особенно при небольшом размере популяции.

Для более детального анализа влияния механизма смертности на скорость поиска рассмотрим тестовую задачу синтеза РБФ-сети со вторым вариантом определения успешности ее решения. На рис. 4 представлены среднее F_{avg} , минимальное F_{\min} и максимальное F_{\max} значения ЦФ задачи после 40 тыс. (а) и 80 тыс. (б) эпох эволюции, оцененные по сериям прогонов ДГА и ДГАС при разных размерах популяции, а также отмечены уровни значений ЦФ, соответствующие успешному решению задачи.

Как видно, во всех случаях ДГАС справляется с поиском оптимального решения не хуже ДГА и превосходит его при более жестких условиях эволюционного моделирования. Для критически малых популяций (до 25–50 особей) в результате прогона ДГА и ДГАС получаются близкие значения ЦФ. С увеличением размера популяции ДГАС начинает превосходить ДГА по эффективности, и это преимущество сохраняется для популяций размером до 100 особей. С дальнейшим увеличением числа особей эффективность ДГА и ДГАС становится одинаковой.

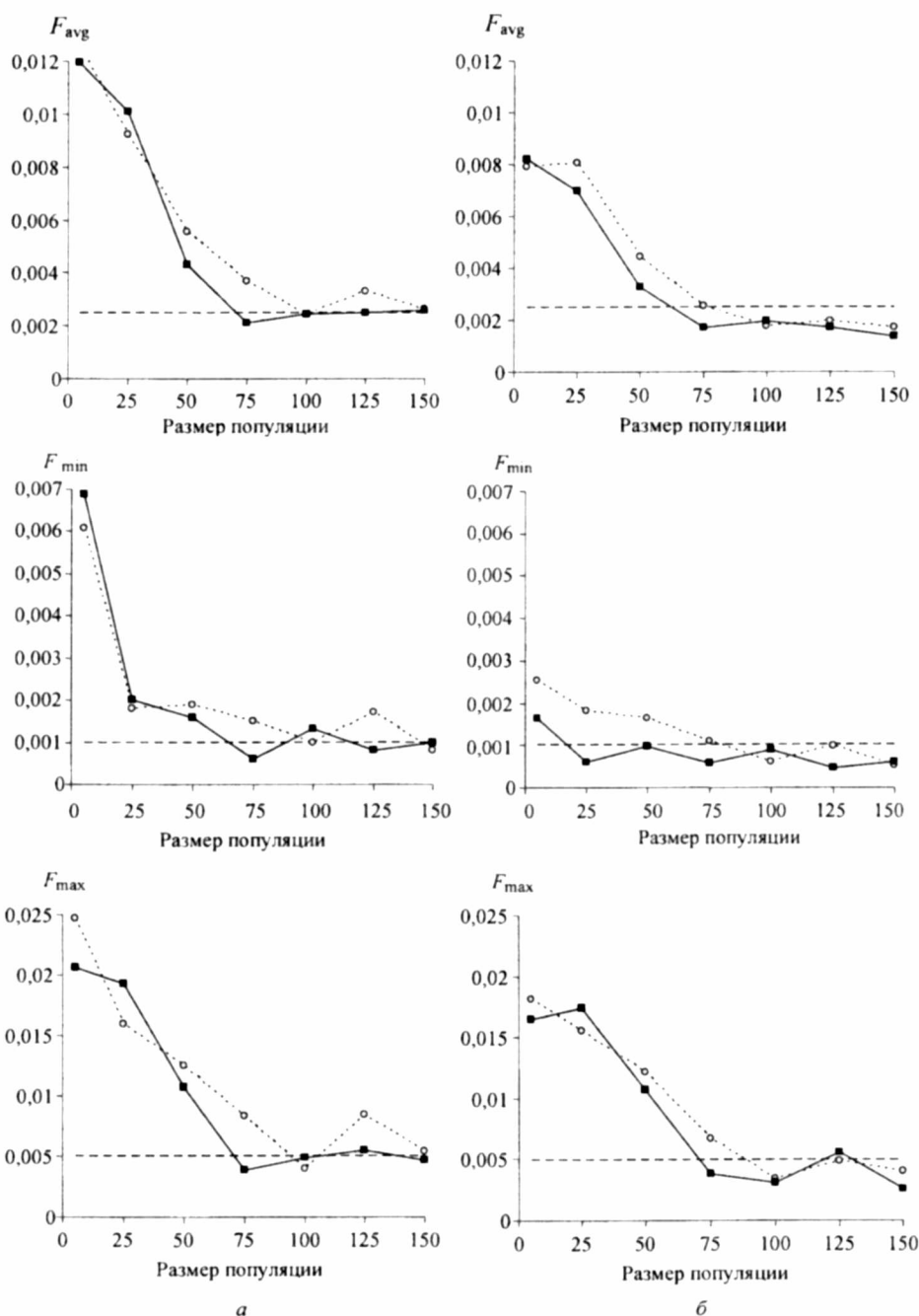


Рис. 4

Примечание 2: - ○ - - для ДГА; —■— для ДГАС.

На рис. 4, а представлены результаты первого этапа тестирования — прогонов, ограниченных 40 тыс. эпох эволюции. Как видно, преимущество ДГАС проявляется при размерах популяции свыше 50 особей, и при размере популяции в 75 особей ДГАС выходит на уровни F_{avg} , F_{min} и F_{max} , соответствующие успешному решению задачи. ДГА для этого требуется 100 особей, а так как в каждом прогоне количество эпох постоянно, то меньший размер популяции соответствует пропорционально меньшему количеству вычислений ЦФ и времени поиска решения.

Результаты второго этапа тестирования — прогонов, ограниченных 80 тыс. эпох эволюции, представлены на рис. 4, б. В этом случае преимущество ДГАС

начинает проявляться уже при размерах популяции более 25 особей. Можно оценить, что на уровни F_{avg} , F_{min} и F_{max} , соответствующие успешному решению задачи, ДГАС выходит при размере популяции в 65 особей, а ДГА для этого требуется около 85 особей. При этом по величине F_{min} ДГАС выходит на требуемый уровень, начиная с размера популяции в 25 особей, а ДГА — 75 особей.

Таким образом, введение механизма смертности позволяет на 25 % сократить размер популяции и количество вычислений ЦФ, требуемые для гарантированно успешного решения рассматриваемого типа задач. Для практического использования ДГАС можно рекомендовать размеры популяции в диапазоне от 50 до 125 особей.

Заключение

Предложенный в данной работе метод усовершенствования ГА путем введения механизма смертности и ограничения продолжительности жизни особей базируется на методах математической теории популяционной генетики, демографии и актуарной науки. Однако очевидно, что он, по сути, является эмпирическим и не может претендовать на строгую доказуемость. Тем не менее приведенные результаты тестирования и накопленный опыт прикладных исследований показывают, что использование ДГАС повышает надежность решения за ограниченное время поиска задач синтеза нейросетевых моделей и регуляторов, имеющих 10^2 – 10^3 настроечных параметров. В частности, ДГАС позволяет успешно решать задачу моделирования и управления температурой теплоносителя на ТЭЦ [15, 16].

К.В. Махотило

ДИПЛОЇДНИЙ ГЕНЕТИЧНИЙ АЛГОРИТМ ЗІ СМЕРТНІСТЮ

Запропоновано метод удосконалення диплоїдного генетичного алгоритму оптимізації шляхом ймовірнісного обмеження тривалості життя особин. Середня тривалість життя особин визначається залежно від розміру популяції, виходячи з оцінки вартості заміщення Холдейна. Закон і параметри розподілу ймовірності смерті особини визначені за даними демографічної статистики. Показано ефективність методу при розв'язанні задач синтезу прямоспрямованих нейронних мереж.

K. V. Makhotilo

DIPLOID GENETIC ALGORITHM WITH MORTALITY

The method of improvement of diploid genetic algorithm via probabilistic limitation of individual's lifespan is offered. Mean lifespan of individual is determined depending on the population size based on Haldane's substitution cost estimation. The individual death probability distribution law and parameters are determined based on demographic statistics data. It is shown the efficiency of proposed method for synthesis of feedforward neural networks.

1. De Jong K. Genetic algorithms: a 30 year perspective // Perspectives on Adaptation in Natural and Artificial Systems; ed. by L. Booker, M. Mitchell Forrest, R. Riolo. — Oxford : Oxford University Press, 2005. — P. 11–31.
2. Miller G.F., Todd P.M., Hegde U. Designing neural networks using genetic algorithms // Proc. 3rd Int. Conf. Genetic Algorithms and Their Applications; ed. by J.D. Schaffer. — San Mateo, CA : Morgan Kaufmann, 1989. — P. 379–384.

3. Whitley D., Starkweather T., Bogart C. Genetic algorithms and neural networks: Optimizing connections and connectivity // *Parallel Comput.* — 1990. — 14, N 3. — P. 347–361.
4. Fogel D.B., Fogel L.J., Porto V.W. Evolving neural networks // *Biological Cybernetics.* — 1990. — 63, N 6. — P. 487–493.
5. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Петрашев С.Н., Сергеев С.А. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. — Харьков : Основа, 1997. — 112 с.
6. Zadeh L. What is soft computing? // *Soft Comput.* — 1997. — N 1. — P. 1–2.
7. Klepikov V.B., Mahotilo K.V., Sergeev S.A. Modification of Holland's reproductive plan for diploid populations // *Proc. Int. Conf. Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms*; D.W. Pearson, N.C. Steele, R.F. Albrecht, Eds.; Ales, France : Springer-Verlag, 1995. — P. 337–339.
8. Klepikov V.B., Mahotilo K.V., Sergeev S.A., Voronovsky G.K. Neural technologies in electrical drive control // *Proc. Int. Conf. Sterowanie w Energoelektronice i Napedzie Elektrycznym*, Lodz–Arturowek, 15–17 listopada 1995. — P. 336–343.
9. Mahotilo K.V., Sergeev S.A. Evolutionary synthesis of dynamical object emulator based on RBF neural network // *Proc. First Online Workshop on Soft Comput. WSCI*; T. Furuhashi, Ed.; Nagoya University, 1996. — P. 31–36.
10. Sergeev S.A., Makhotilo K.V., Voronovsky G.K., Petrashev S.N. Genetic algorithm for training dynamical object emulator based on RBF neural network // *Intern. Journ. of Appl. Electromagnetics and Mechanics.* — 1998. — 9. — P. 65–74.
11. Махотило К.В. Разработка методик эволюционного синтеза нейросетевых компонентов систем управления : Дисс. ... канд. техн. наук: 05.13.06. — Харьков, 1998. — 189 с.
12. Руденко О.Г., Бодяньский С.В. Штучні нейронні мережі. — Харків : ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. — 402 с.
13. Клепиков В.Б., Махотило К.В., Сергеев С.А., Обруч И.В. Применение методов нейронных сетей и генетических алгоритмов в решении задач управления электроприводами // *Электротехника.* — 1999. — № 5. — С. 2–6.
14. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Сергеев С.А. Опыт синтеза и использования математических моделей потребления электрической энергии в быту // *Технічна електродинаміка.* — 2004. — Темат. вип. Проблеми сучасної електротехніки. — С. 33–41.
15. Махотило К.В. Повышение точности моделирования среднечасовой температуры обратного теплоносителя ТЭЦ // *36. наук. праць Ін-ту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України.* — 2009. — № 53. — С. 118–128.
16. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Сергеев С.А. Энергоэкономичное управление состоянием теплосети в крупных системах централизованного теплоснабжения // *Технічна електродинаміка.* — Темат. вип. Проблеми сучасної електротехніки. Ч. 1. — 2006. — С. 129–135.
17. Arabas J., Michalewicz Z., Mulawka J. GAVaPS — a genetic algorithm with varying population size // *Proc. First IEEE Conf. on Evolutionary Comput.* — IEEE Press, 1994. — P. 73–78.
18. Eiben A.E., Marchiori E., Valko V.A. Evolutionary algorithms with on-the-fly population size adjustment // *Proc. Parallel Problem Solving from Nature – PPSN VIII, 8th Intern. Conf.*, Birmingham, UK, September 18–22, 2004. — P. 41–50.
19. Feyzbakhsh S. Alireza, Matsui M. Adam-Eve genetic algorithm as a function optimizer // *Proc. IEEE Intern. Conf. on Systems, Man and Cybernetics (SMC'99)*, 1999. — 1. — P. 613–624.
20. Haldane J.B.S. The cost of natural selection // *Journ. of Genetics.* — 1957. — N 55. — P. 511–524.
21. Nunney L. The cost of natural selection revisited // *Annales Zoologici Fennici.* — 2003. — N 40. — P. 185–194.
22. Потапенко А.И. Предопределенность продолжительности жизни // *Тр. научн. сессий МИФИ. Научн. сессия МИФИ-2002. Всерос. конф. «Радиационная безопасность человека и окружающей среды».* — М. : МИФИ, 2002. — С. 116–124.
23. Гаврилов Л.А., Гаврилова Н.С. Биология продолжительности жизни. — М. : Наука, 1991. — 280 с.

Получено 17.11.2010